

# 样本分解交汇图法与决策树方法识别苏丹某油田流体性质

王礼常, 王志章, 陶果

中国石油大学(北京)油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249

**摘要** 识别储层流体性质是测井评价储层的内容之一, 识别结果影响着对油气藏的认识和开发方案部署。本文以多种测井参数作为储层流体的分类参数, 采用样品分解思想的交汇图和决策树方法对苏丹某油田流体性质进行分类建模。结果表明, (1) 单个交汇图最高识别正确率为 80%, 而样品分解思想将交汇图分为两个层次, 可提高识别准确率, 但是仍存在不足之处; (2) 决策树方法通过计算参数权重, 依据权重大小自动挑选参数, 识别准确率达到了 86.7%; 而交汇图和决策树法相结合, 识别准确率可达到 100%, 弥补了样品分解交汇图的不足; (3) 原来认为苏丹某油田是具有统一油气界面的油气藏, 应用决策树结合交汇图方法后, 认为该油田应为层状油气藏; 油田据此调整开发方案, 取得了良好效果。

**关键词** 流体识别; 决策树; 交汇图; 样品分解

**中图分类号** TE19

**文献标识码** A

**doi** 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.02.002

## Fluid Nature Identification of an Oil-gas Field in Sultan Using Stylebook Hierarchical Decomposition Cross-plot and Decision Tree Methods

WANG Lichang, WANG Zhizhang, TAO Guo

State Key Laboratory of Petroleum Resources and Processing, China University of Petroleum, Beijing 102249, China

**Abstract** Identifying the natural properties of the fluid is one of the significant tasks involving reservoir evaluation, and the consequential results would directly affect the understanding and development of oil-gas filed. By taking the advantage of a variety of logging curves as parameters, the stylebook hierarchical decomposition cross-plot and decision tree methods are utilized to identify the fluid natural properties in a Sudanese oil-gas field. Finally a classification modeling is obtained. The results indicate that (1) The accuracy of a single cross-plot could be reached as high as 80%; however, there is still an abundant room for the improvement if the stylebook hierarchical decomposition cross-plot is used in spite of shortcomings. (2) The parameters could be automatically selected in decision tree by calculating the weight of the parameters, thus the accuracy could be further reached at 86.7%. Combination implementation of the cross-plot and decision tree is able to improve the accuracy up to 100%, and the shortcomings are able to be made up. (3) According to the conventional understanding, an uniform oil-gas interface is expected to occur in the Sudanese filed, however with the applications of the decision tree, the filed now is regarded as a layered reservoir, the oil-field has achieved better results by adjusting the development strategy which is depended on the results of the decision tree.

**Keywords** fluid identification; decision tree; cross-plot; hierarchical decomposition

### 0 引言

流体性质识别是储层评价的重要研究内容, 关系到对油气田的认识与开发方案的设计。传统的测井解释模板及测井解释方法较为简单。目前常用的流体及岩性识别方法是建立在四性关系基础上的交汇图方法, 具有简洁、直观、快速的特

点, 在流体性质和岩性识别中发挥着重要作用。2003年, 赵建等<sup>[1]</sup>利用交汇图识别火山岩岩性; 2006年, 王薇等<sup>[2]</sup>利用测井交汇图识别火山岩岩性与流体性质, 但是单独利用常规测井曲线作为参数, 识别效果欠佳。一些学者提出交汇图的一些不足之处并予以改进, 如邹文等<sup>[3]</sup>在 2004 年认为交汇图整体

收稿日期: 2011-11-02; 修回日期: 2011-12-29

作者简介: 王礼常, 博士研究生, 研究方向为油气藏开发地质, 电子信箱: wlcvi@foxmail.com; 王志章(通信作者), 教授, 研究方向为油气田开发地质, 电子信箱: whx3998@vip.sina.com

上属于定性分析,提出了定量交汇图的方法,2004年冯翠菊等<sup>[9]</sup>利用多测井资料改善交汇图,刘洪亮等<sup>[10]</sup>在2007年引入一些非常规的参数建立交汇图,王建国等<sup>[11]</sup>同样构建了一些新参数,结合交汇图进行岩性识别。

即便是对交汇图提出修改方法后,在测井流体识别中仍然效果不佳。基于此,地质工作者引入了其他数据处理方法进行解释,其中神经网络在测井资料岩性识别、流体性质识别中已经得到了广泛应用,2003年黄布宙等<sup>[12]</sup>,陈洪斌<sup>[13]</sup>,2004年岳文正等<sup>[14]</sup>提出利用神经网络方法进行流体识别,但是其缺点在于容易对训练样本过度拟合,在训练时间充足、训练次数足够多的条件下,它可以对数据进行高度拟合或预测,从而导致较多的异常点进入模型,失去实际推广应用价值。除此之外,神经网络预测属于“黑盒模型”预测,看不到样本和属性的物理意义,难以与专业知识结合;随着决策树方法的兴起,一些学者提出利用决策树方法来进行流体及岩性识别,如李洪奇等<sup>[15]</sup>在2010年利用决策树方法在新疆油田进行砾岩岩性识别,决策树是一种“白盒模型”,可以清楚地了解决策树如何工作以及各参数的相对作用。本文提出利用样品分解方法来改善交汇图效果,同时提出决策树与交汇图方法结合的分类识别模式,以苏丹某油田流体识别为例,取得较好的效果。

### 1 样品分解思想

借助油田试油资料刻度测井曲线,提取试油井段测井特征值绘制不同参数的交汇图,对比多种交汇图后发现,在单个交汇图中油层、气层识别较为困难,难以划分界限值。样品分解思想可以很好地解决上述问题:通过对交汇图逐级细分,利用两次交汇图甚至多次交汇图则可以较好地识别常规方法无法识别的油层与气层。其基本思想就是将所有的对象置于一个类中,然后按照一定规则将其逐步细分为越来越小的类,直到每个对象在单独的一个类中,或者达到某一个事先设定的终止条件。该方法的优点就在于能逐级、逐次地将一些分类的复杂问题分解为多个相对简单的次级分类问题。

#### 1.1 传统交汇图

声波时差( $AC$ )与密度( $DEN$ )的交汇图识别流体性质效果较差,仅仅能够分开干层与其他流体类别(图1);而孔隙度

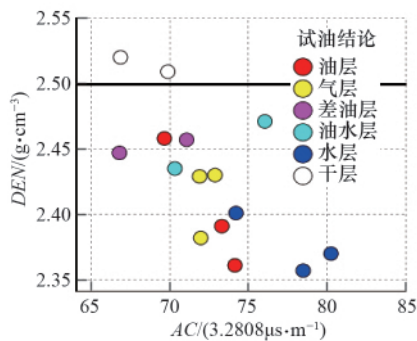


图1 AC-DEN 交汇图  
Fig. 1 AC-DEN cross-plot

( $POR$ )与含水饱和度( $SW$ )参数交汇图识别流体最有效,识别准确率可达80%,能有效地区分干层、水层、差油层和油气层(图2),但在区分油层和气层时,却遇到了困难,达不到分开所有流体类别的目的,且其他参数交汇图识别准确率均低于80%,可见要通过一张交汇图分开所有类别流体非常难。

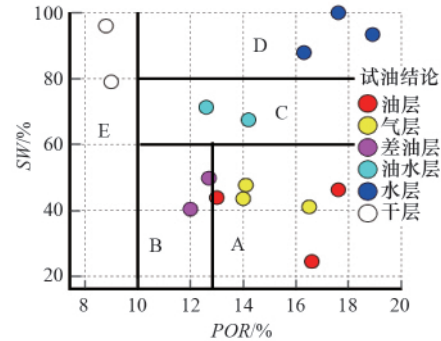


图2 POR-SW 交汇图  
Fig. 2 POR-SW cross-plot

#### 1.2 样品分解思想

样品分解的基本思想就是将总体目标逐级细分,直到每个对象在单独的一类中,且能够得到独立的划分标准,也就是得到较为准确的参数截止值。该方法的优点就是能够将一些复杂的、单一交汇图模板不能识别的问题逐级、逐次分解为相对简单的次级问题,最终达到识别流体的目的。

以  $POR-SW$  交汇图识别流体性质为例说明样品分解的步骤。

(1) 根据试油结论得到各类的测井特征值,建立  $POR-SW$  交汇图(图2)。一般而言,干层(不产气也不产水的储层)孔隙度较小,因此可以首先将干层依照孔隙度值划分出去,而差油层、油水层和水层则存在饱和度及孔隙度双重差异,依据交汇图,结合经验按照参数大小不同划分界限,将差油层、油水层和水层划分出去。

(2)  $POR-SW$  交汇图在分别油层和气层时遇到困难,此时将油层数据点和气层数据点剔除,再次做交汇图时,选择识别能力最强的交汇图组合。由于气层存在挖掘效应,导致气层的中子孔隙度( $CNL$ )值偏小,且气层的密度值较小,因此优先考虑选用  $CNL$  和  $DEN$ (图3)。

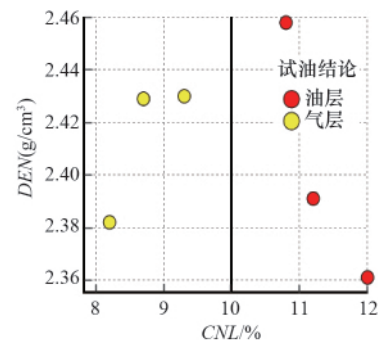


图3 CNL-DEN 交汇图  
Fig. 3 CNL-DEN cross-plot

将交汇图进行样品分解,通过图 2 和图 3 最终达到了识别所有流体性质的目的。

样品分解交汇图法识别地层流体性质的过程(图 4):首先,借助 *POR-SW* 交汇图(图 2)及地球物理测井知识,可以识别出干层、水层、油层和气层、差油层及油水层,然后对油层和气层进行二次交汇图识别,借助 *CNL* 和 *DEN* 交汇图(图 3),达到识别油层和气层的目的。由此可见,运用两个层次交汇图,则可识别试油样品中所有数据点。

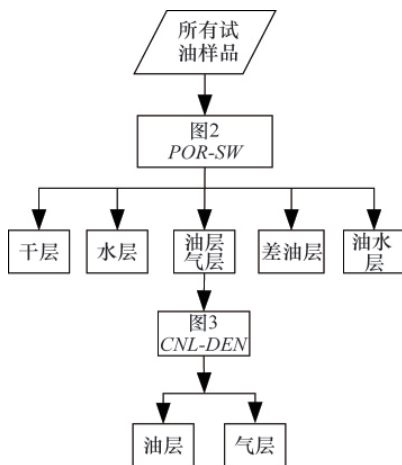


图 4 流体性质识别交汇图层次流程图

Fig. 4 Fluid identification hierarchical flow chart

### 1.3 交汇图缺点

样品分解的交汇图在传统的一次交汇图基础上进行了改进,具备了良好的适用性,但需要较好的专业基础知识辅助交汇图参数的选择,比如在区分油层与气层时选择用 *CNL*,如果对气层的挖掘效应缺乏了解,则在选择参数时会花费大量的时间;在复杂储层的情况下,难以选择到合适的参数。另一方面,交汇图分界线的确定也是一个难题。*CNL* 可以较好地分开油层与气层,但 *CNL* 的取值是在 10 的一个邻域内,究竟取何值最合适,在样品点不足的情况下,则取决于工作经验,带有一定的主观性,由此就会导致人为误差,使得油气识别误差增大,最终导致油、气储量估算的偏差。

## 2 决策树方法

针对样品分解交汇图方法的不足,在此引入决策树方法进行流体识别。决策树学习是数据挖掘中典型的分类算法,主要作用是揭示数据中的结构化信息,它所建立的树型结构直观、易于理解,能提取数据中隐藏的知识规则,因此决策树被某些方面(如地理信息系统遥感等)广泛应用<sup>[11-12]</sup>,在石油工业中应用较少。与传统的交汇图方法相比,决策树方法能够计算各参数的权重,按照参数识别能力的大小,依次引入识别能力相对强的参数进行分类识别,在达到识别目的时,不再引入参数。自动选择参数弥补了相关专业知识的不足,同时,这种方法根据数据之间的差异性,自动选择参数的最优分界线。

### 2.1 决策树

决策树(Decision Tree,DT)是一个类似于流程图的树状结构,它从根节点开始对样本数据进行测试,根据不同的结果将数据样本划分成不同的子样本,将子样本自上而下进行层分类,最终得到类似于树的分支一样的结果,被称为决策树。决策树法将样品从根节点分解到某个叶子节点来进行分类,叶子节点即为数据所属的分类<sup>[13]</sup>。一般情况下,树越小则树的预测能力越强<sup>[10]</sup>。

用决策树分类一般分两步走:(1) 利用训练集建立一颗决策树模型,这个过程实际上是一个从样本数据中获取知识,进行机器学习的过程,属于建模过程;(2) 利用生成的决策树对未知的样本进行分类,属于应用过程。

本文采用的是 C4.5 决策树算法,由 Quinlan 在 1993 年提出,是以迭代两分器(Iterative Dichotomizer 3, ID3)算法为核心的完整决策树生成系统,通过树的生成和树的剪枝两个步骤建立决策树。与 ID3 不同,C4.5 采用基于最大信息增益率(information gain ratio)的方法选择参数。信息增益率等于信息增益  $Gain(S,A)$  与分割信息量(split information)的比值。

设样本集  $S$  是  $n$  个数据样本的集合,按离散属性(参数)  $A$  的  $c$  个不同取值划分为  $S_1, S_2, \dots, S_c$  共  $c$  个子集,每类  $c_i$  中含有的样本数目为  $n_i$ 。则用  $A$  对  $S$  进行划分信息增益率为

$$GainRatio(S,A) = \frac{Gain(S,A)}{SplitInformation(S,A)} \quad (1)$$

其中,

$$SplitInformation(S,A) = - \sum_{i=1}^c \frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \left( \frac{|S_i|}{|S|} \right) \quad (2)$$

$$Gain(S,A) = E(S) - E(S,A) \quad (3)$$

$$E(S) = - \sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i \quad (4)$$

$$E(S,A) = \sum_{i=1}^c \frac{|S_i|}{|S|} E(S_i) \quad (5)$$

其中,  $p_i$  为  $S$  中的样品归属于第  $i$  类  $S_i$  的概率。 $E(S)$  为  $S$  划分为  $c$  类的信息熵或期望信息。 $E(S,A)$  为选择  $A$  时的期望熵,  $Gain(S,A)$  为属性  $A$  相对样本集  $S$  的信息增益,  $Gain(S,A)$  越大,说明选择分类属性  $A$  对分类提供的信息越多。

与 ID3 算法比较,C4.5 算法在效率上有很大提高,不仅可以处理连续型属性,还可以允许训练样本中出现属性(参数)空缺的样本,生成的决策树分支也较少。信息增益函数对于那些可能产生多分支输出的测试倾向于产生大的函数值,但是输出分支多不表示该测试对未知的对象有更好的预测效果,信息增益率函数可以弥补这个缺陷<sup>[14]</sup>。

### 2.2 参数选择

以苏丹某油田某井为例,探讨决策树在储层流体识别中参数选择。通过对测井数据进行处理,选择  $AC, DEN, CNL$ , 地层电阻率 ( $RT$ ),  $POR, SW$  这 6 个参数作为决策树输入参数,以苏丹某油田试油结论作为输出结果,其中  $AC, DEN, CNL$  和  $POR$  能反映储层的物性,对干层有较好响应;气层的存在导

致  $AC$  曲线可能出现周波跳跃,  $AC$  会变大, 气层密度较低, 以及挖掘效应导致  $CNL$  值降低, 因此  $AC$ ,  $DEN$  和  $CNL$  对气层有着较好响应;  $RT$  和  $SW$  反映储层的含油气性, 对于油层、差油层等有较好响应, 因此选入的参数较为合理。

决策树法识别流体性质的流程过程为: 先对输入的 6 个参数计算信息增益率 ( $GainRatio$  (流体类别, 输入参数)), 进行权重判断。根据 6 个参数得到决策树流体识别模型和参数  $SW$ ,  $CNL$  和  $POR$  的权重 (分别为 0.65, 0.25 和 0.1)。

根据权重, 自动选择权重高的参数  $SW$ ,  $CNL$  和  $POR$ , 其余参数则不参与此次流体识别, 仅用这 3 个参数就可以达到识别 6 类流体的目的, 这与前面交汇图方法所选择的参数基本一致。通过决策树识别生成的规则具有高准确率, 15 个数据点, 正确识别 13 个, 模型正确率达 86.7%; 经核查, 识别错误的 2 个数据点是干层, 其余数据点在建模的过程中识别正确率为 100%, 干层则可以结合交汇图法予以识别, 在图 2 中, 可以用  $POR < 10$  即可将 2 个干层数据点划分出, 剩下的 13 个数据点就可以通过决策树模型 100% 全部识别出。最为关键的是, 决策树可以根据数据之间的关系, 自动的给出分类下限, 具有客观性。可见, 将决策树与传统的数据交汇图法相结合, 充分发挥二者的互补性, 能够明显提高流体性质识别准确率。

图 5 是去掉 2 个干层数据点后的决策树流体识别模型树状图, 整体上流体识别从根节点即含水饱和度  $SW$  开始对样本进行分类, 从上而下可以分为 3 个层次, 树的每个分支代表一类流体的识别规则, 叶节点表示构成该识别规则的属

性参数及每个参数的数值曲线, 通过对模型的分析可以清楚地看到每种流体识别的参数组合和规则, 如气层的识别规则, 顺着叶节点读取向根节点往上读取规则, 须同时满足以下 3 个条件:  $CNL \leq 10.3$ ,  $POR > 12.9$ ,  $SW \leq 49.8$ , 从地球物理测井角度而言, 该规则容易理解, 分类准确; 也就是说, 即便缺乏或者抛开专业背景知识, 决策树建模过程中, 能从数据出发就可以达到识别流体的目的, 这就为地球物理研究提供了很好的思路和指导。

对参数进行权重判断, 决策树首先自动选择含水饱和度  $SW$  参数, 将样本分为  $A$  和  $B$  两个子样本,  $A$  是含油层、气层和差油层的样品的集合,  $B$  是含水层和油水层样品的集合, 这两个子集之间因含水程度差别最大, 因此被首先分开。然后分别对  $A$  和  $B$  进行判别。对于子集  $A$  来说, 决策树依然对 6 个参数进行权重判断, 自动选择孔隙度  $POR$  参数, 依照  $POR$  的差异将差油层从子集  $A$  中识别出来, 一般来说, 差油层是由于地层孔隙度较低, 而导致含油性比油层和气层差一些; 差油层从子集  $A$  中分离后, 称剩下的为子集  $C$ , 它由油层和气层的样品构成, 此时决策树进行第 3 次参数权重判断, 针对油层和气层的差异, 选择中子孔隙度  $CNL$  对油层和气层进行判别, 如前所述, 气层由于存在挖掘效应导致中子孔隙度  $CNL$  值降低, 因此可以用来识别油层和气层。对于子集  $B$ , 决策树在进行第 2 次参数权重判断时, 依旧选择含水饱和度  $SW$  区分水层和油水层, 水层的含水饱和度比油水层的含水饱和度要高一些, 这比其他参数更能区分水层和油水层, 因此  $SW$  再次成为决策树区分水层和油水层的关键参数。

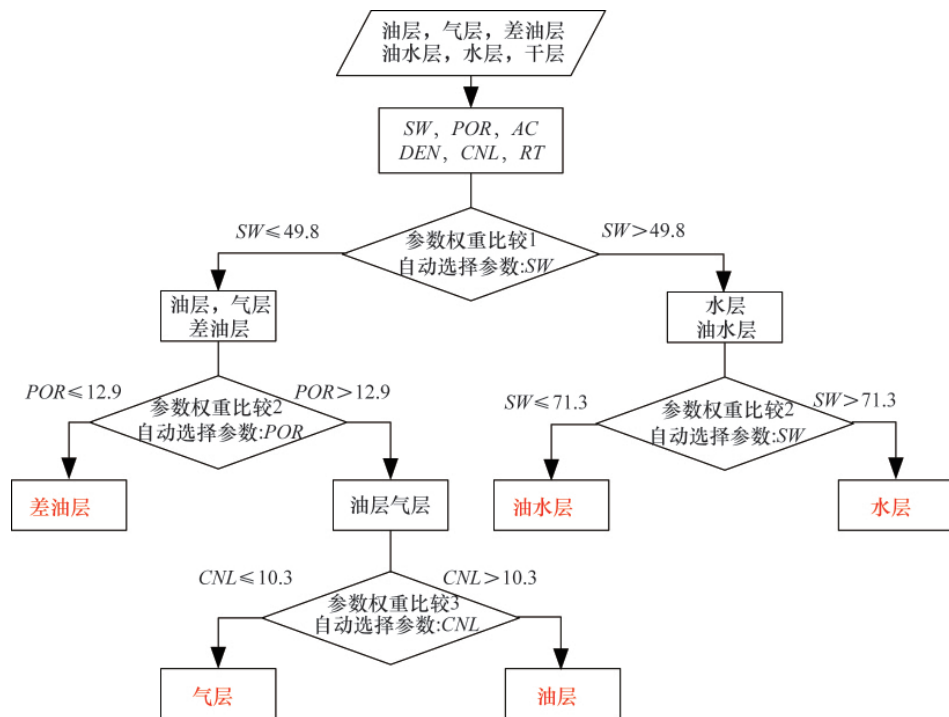


图 5 决策树判别流程图

Fig. 5 Decision tree identification flowchart

### 3 应用实例

结合决策树建模规则,为了便于显示,对定性数据进行定量处理,处理方法是给油层、气层、差油层、油水层、水层

和干层分别赋值 1,2,3,4,5 和 6,对未参与建模的某井处理结果如图 6 所示。

图 6 中,左起第 4 道为深度道,中间标号 2 号和 3 号地层

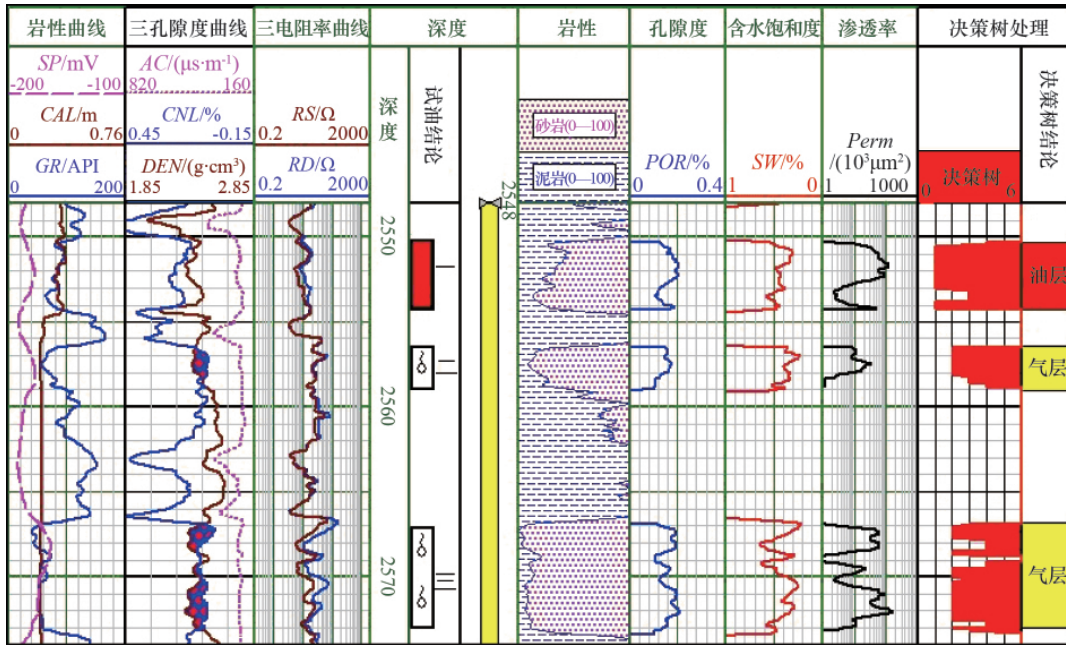


图 6 某井决策树流体识别处理结果

Fig. 6 Result of decision tree fluid identification processing

为实际试油层段,二者试油均为气层,其中 2 号地层日产气  $8.5 \times 10^4 \text{m}^3$ ,3 号地层日产气  $24.6 \times 10^4 \text{m}^3$ ,1 号地层最开始没有射孔,认为与 2 号和 3 号地层属于同一个油气藏,初步解释为气层。

最右道为决策树处理结果道,其中网格部分为数据处理道,对于 2 号地层,处理数据大多等于 2,决策树识别为气层;3 号地层处理结果同样大多数等于 2,决策树识别为气层;在两个气层上段 2551—2558m 处的 1 号地层,处理结果大多数等于 1,决策树识别为油层,与初始解释结论有矛盾。

同时注意到,在左起第 2 道中,利用中子孔隙度 CNL 曲线和密度 DEN 曲线充填,支持决策树油气层识别结论。在 2 号和 3 号地层中,由于气层的存在,导致地层密度变小,同时挖掘效应导致 CNL 也变小,对 CNL 进行反刻度将两条曲线进行充填,在 2 号和 3 号地层有充填,而在 1 号地层没有充填,说明该段为气层响应不明显,应该解释为油层。经实际射孔验证,1 号地层日产油  $63.8 \text{m}^3$ ,属于油层。

由此可见,1 号地层与 2 号、3 号地层应属于不同的油气系统;其中 1 号地层为油藏,2 号和 3 号地层属于气藏,二者中间被一套 2m 厚的泥岩夹层隔开,整个油气藏属于层状油气藏;针对这种情况,该油田调整开发方案,改善射孔井段和注采井网,取得了良好的效果。

### 4 样品分解交汇图方法与决策树方法比较

样品分解交汇图方法与决策树方法,二者既有共同点又

有区别,又可以相互补充。

(1) 共同点:二者形成的规则都具有直观、容易理解的特点,地质学家可以根据这些直观的规则做出判断和选择。

(2) 区别:交汇图法虽然简洁,但是在面对复杂油气藏流体识别时,可能需要多个交汇图综合应用才能最终识别多种流体,且得到的参数分界线带有人为经验的主观性,而决策树方法则很好的弥补了这些不足,通过对输入参数权重对比,一次性得到流体识别规则,且分类界限完全由各参数数据确定,具有较好的客观性。

(3) 相互补充:样品分解交汇图法依赖于地球物理学家对专业知识的认知程度,它能为决策树方法提供大参数初步筛选,而数据挖掘为交汇图法提供参数的权重依据,可以以此来选择权重较大的参数构建交汇图,二者相互结合能发挥最有效的作用。

(4) 交汇图-决策树结合模式。

地质研究中经常遇到分类识别评价问题,而决策树则能很好的解决这一类问题。将交汇图法和决策树方法予以紧密结合(图 7),在面对非常规油气田中各种复杂储层时能够帮助地质研究人员做出正确的参数选择,从而解决遇到的多种分类识别问题,取得较为满意的效果。

在非常规油气田或复杂储层条件下各种分类识别问题中,参数往往难以抉择,可以将各种难以判断的参数同时输入决策树中;决策树通过参数权重比较,自动选择权重大的参数参与分类识别问题,达到目的时收敛,此时不再引入参

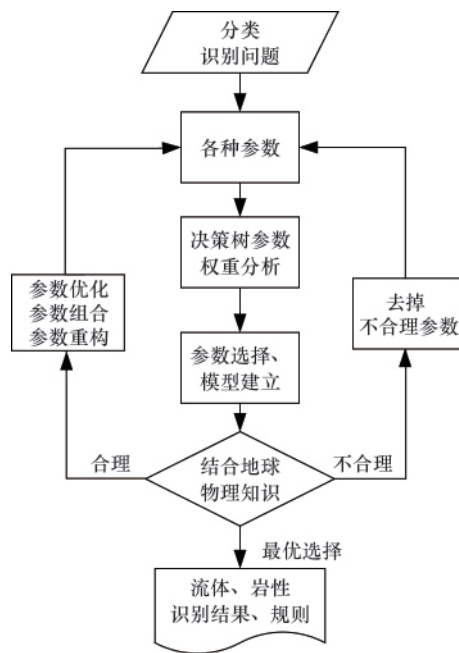


图 7 交汇图—决策树结合模式图

Fig. 7 Combination model of decision tree and cross-plot

数;结合地球物理知识,如果参数不合理,则去掉不合理参数,重新循环选择参数;如果参数合理,则可以进行参数优化、参数组合及参数重构;对优化后的参数进行重新判断,选择最优的参数及模型进行最终的分类识别。通过该模式,可以很好地解决地质研究分类识别中的多数问题。

### 5 结论

(1) 样品分解交汇图法来识别流体比单个交互图识别流体有了大的改进,在定性划分流体性质时具有很好的作用,但是在确定分界线时则带有一定的人为主观性;决策树方法能够根据数据之间的关系,选择对流体识别最敏感的参数,同时划分界限得到流体识别规则。

(2) 决策树根据信息增益率计算,可以在大量未知的数据中自动寻找对流体性质最敏感的参数,通过对参数权重分析建立决策树识别模型,建模的过程和结果能反过来为建立流体识别交汇图研究提供参数、思路和方法;地质研究人员可以利用其背景知识选择一些重要信息,二者之间具有不可替代性,同时又有非常好的互补性。

(3) 决策树与地质研究结合起来选择参数,不是一蹴而就的过程,还是一个“发现—尝试—再发现”的持续过程,在不断调试的过程中,找出最优组合,实现分类目的。

### 参考文献 (References)

[1] 赵建,高福红. 测井资料交汇图法在火山岩岩性识别中的应用 [J]. 世界地质, 2003, 22(2): 136-140.

Zhao Jian, Gao Fuhong. *Global Geology*, 2003, 22(2): 136-140.

[2] 王薇,李红娟,杨学峰. 徐深气田火山岩岩性与流体性质测井识别研究[J]. 国外测井技术, 2006, 21(1): 6-9.

Wang Wei, Li Hongjuan, Yang Xuefeng. *World Well Logging Technology*, 2006, 21(1): 6-9.

[3] 邹文,贺振华,陈爱萍,等. 定量交汇图技术及其在流体识别中的应用 [J]. 石油物探, 2008, 47(1): 45-48.

Zou Wen, He Zhenhua, Chen Aiping, et al. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2008, 47(1): 45-48.

[4] 冯翠菊,王敬岩,冯庆付. 利用测井资料识别火成岩岩性的方法[J]. 大庆石油学院学报, 2004, 28(4): 239-243.

Feng Cuiju, Wang Jingyan, Feng Qingfu. *Journal of Daqing Petroleum Institute*, 2004, 28(4): 239-243.

[5] 刘洪亮,鱼红侠,崔红珠,等. 红台地区低孔低渗储层测井流体识别方法研究[J]. 石油天然气学报, 2007, 29(3): 93-96.

Liu Hongliang, Yu Hongxia, Cui Hongzhu, et al. *Journal of Oil and Gas Technology*, 2007, 29(3): 93-96.

[6] 王建国,耿师江,庞彦明,等. 火山岩岩性测井识别方法以及对储层物性的控制作用[J]. 大庆石油地质与开发, 2008, 27(2): 136-142.

Wang Jianguo, Geng Shijiang, Pang Yanming, et al. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2008, 27(2): 136-142.

[7] 黄布宙,潘保芝,李舟波,等. 大庆徐家围子地区深部致密砂砾岩气层识别[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2003, 33(4): 490-494.

Huang Buzhou, Pan Baozhi, Li Zhoubo, et al. *Journal of Jilin University: Earth Science Edition*, 2003, 33(4): 490-494.

[8] 陈洪斌. 测井识别储层流体性质的方法研究及应用[J]. 天然气勘探与开发, 2003, 26(3): 36-42.

Chen Hongbin. *Natural Gas Exploration & Development*, 2003, 26(3): 36-42.

[9] 岳文正,陶果. 地球物理测井多参数综合识别储层流体类型的新型神经网络[J]. 石油大学学报: 自然科学版, 2004, 28(3): 30-32.

Yue Wenzheng, Tao Guo. *Journal of the University of Petroleum, China: Natural Science Edition*, 2004, 28(3): 30-32.

[10] 李洪奇,谭锋奇,许长福,等. 基于决策树方法的李艳油藏岩性识别—以克拉玛依油田六中区克下组油藏为例 [J]. 石油天然气学报, 2010, 32(3):73-79.

Li Hongqi, Tan Fengqi, Xu Changfu, et al. *Journal of Oil and Gas Technology*, 2010, 32(3): 73-79.

[11] 黄颖,周云轩,吴稳,等. 基于决策树模型的上好城市湿地遥感提取方法与分类[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2009, 39(6): 1156-1162.

Huang Ying, Zhou Yunxuan, Wu Wen, et al. *Journal of Jilin University: Earth Science Edition*, 2009, 39(6): 1156-1162.

[12] 程彬,姜绮刚,周云轩,等. 基于 ASTER 数据遥感影像的决策树分类 [J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2007, 37(1):179-184.

Cheng Bin, Jiang Qigang, Zhou Yunxuan, et al. *Journal of Jilin University: Earth Science Edition*, 2007, 37(1): 179-184.

[13] 田苗苗. 数据挖掘之决策树方法概述 [J]. 长春大学学报, 2004, 14(6): 48-51.

Tian Miaomiao. *Journal of Changchun University*, 2004, 14(6): 48-51.

[14] 李雄飞,董元方,李军,等. 数据挖掘与知识发现 [M]. 2 版. 北京: 高等教育出版, 2010: 66-93.

Li Xiongfei, Dong Yuanfang, Li Jun, et al. *Data mining and knowledge discovery*[M]. 2nd ed. Beijing: High Education Press, 2010: 66-93.

(责任编辑 郑伟,刘志远)